1М

УДК 004.93

Р.В. Маслій, А.Я. Кулик
Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Україна
romas@ukr.net

Boosting-метод виявлення облич на зображенні

У статті представлено boosting-метод виявлення облич фронтального вигляду на напівтонових зображеннях, який як прості класифікатори використовує ознаки з нового набору, отриманого шляхом поєднання локальних бінарних шаблонів та хаароподібних ознак. На наборі зображень облич з бази Yale B, які характеризуються нерівномірною освітленістю, розроблений метод демонструє на 7 – 10% вищу вірогідність виявлення облич у порівнянні з boosting-методом Віоли-Джонса.

Вступ

Задача виявлення облич вирішується в багатьох застосуваннях, де є першим кроком для подальшої обробки зображення, а саме: розпізнавання облич, розпізнавання емоцій, гендерна класифікація, інтерфейс «людина-комп'ютер», відеоспостереження, відеоконференції, контроль доступу, пошук зображень за контекстом, підрахунок відвідувачів тощо [1].

Найкращі результати на сьогоднішній день демонструють методи, які розглядають виявлення як задачу класифікації з двома класами (обличчя/не обличчя). Серед цих методів велику увагу привертають boosting-методи [2-5], які можуть оброблювати зображення у режимі реального часу і є ефективними за критеріями ймовірності виявлення та кількості хибних виявлень. У цих методах використовуються алгоритми навчання класифікації з сімейства boosting-алгоритмів. Ці алгоритми вирішують задачу класифікації шляхом комбінування малоефективних простих класифікаторів в один «сильний», для якого властива висока класифікаційна здатність. У багатьох boosting-методах як boosting-алгоритм використовується Adaboost, а як прості класифікатори – хаароподібні ознаки, чи їх модифікації. Цим ознакам властива простота обчислення, що є перевагою, але вони вразливі до умов освітлення.

Для створення boosting-методу з високою вірогідністю виявлення необхідним є використання набору ознак, робастних до умов освітлення. Такими ознаками можуть виступити локальні бінарні шаблони (ЛБШ), які останнім часом активно застосовуються у задачах розпізнавання [6], [7]. Для високої швидкості обчислення доцільно створити новий набір ознак, який поєднає ЛБШ та хаароподібні ознаки. Для дослідження ефективності застосування цього набору у роботі потрібно використати напівтонові зображення облич людей фронтального вигляду.

Метою даної роботи є розробка та дослідження ефективності boosting-методу виявлення облич фронтального вигляду, який базується на використанні як простих класифікаторів ознак з набору, отриманого шляхом поєднання хаароподібних ознак та локальних бінарних шаблонів при використанні напівтонових зображень, отриманих в умовах нерівномірної освітленості.

1 Модифіковані хаароподібні ознаки

Хаароподібні ознаки [2] визначаються на напівтоновому зображенні і значення ознаки залежить від різниці сум інтенсивностей пікселів, обчислених у прямокутних областях ознаки (рис. 1).

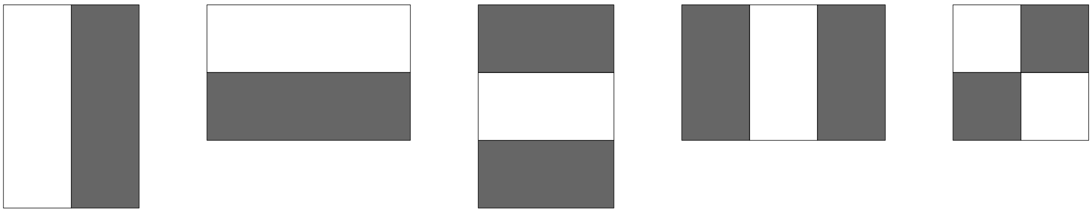


Рисунок 1 – Хаароподібні ознаки

ЛБШ оператор дозволяє отримати опис околу пікселя зображення у двійковій формі. Значення ЛБШ ознаки після застосування ЛБШ оператора до околу пікселя зображення з координатами (x, y) можна описати [7]:

$$CS - LBP(x, y) = \sum_{m=0}^{(N/2)-1} s(k_m - k_{m+N/2})2^m \ , \qquad (1)$$

де N – кількість пікселів околу, k – значення інтенсивностей пікселів околу,

$s(k_m - k_{m+N/2}) = \begin{cases} 1, & якщо \quad k_m - k_{m+N/2} > \lambda \\ 0, & інакше \end{cases}$, де λ – поріг.

Згідно з формулою (1) ЛБШ оператор, що застосовується до околу пікселя напівтонового зображення з координатами (x, y), використовуючи вісім пікселів околу (k0 – k7) утворює чотирьохрозрядний бінарний код (рис. 2).

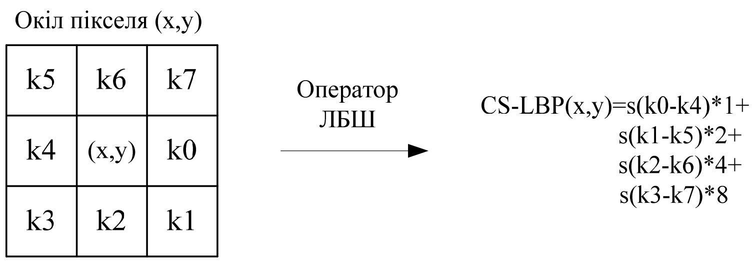


Рисунок 2 – Обчислення значення ЛБШ ознаки

Обчислюючи значення ЛБШ ознак згідно з формулою (1) у всіх точках напівтонового зображення крім граничних, можна отримати масив ЛБШ (рис. 3).

Доцільно новий набір ознак, який використовує ЛБШ ознаки та хаароподібні ознаки, назвати модифікованими хаароподібними ознаками (МХО). Для обчислення значення МХО напівтонове зображення спочатку перетворюється у масив ЛБШ, а потім у набір інтегральних масивів ЛБШ (ІЛБШ), використовуючи формули:

$$i_d(x, y) = i_d(x, y-1) + \delta_d(x, y) \ , \qquad (2)$$

$$I_d(x, y) = I_d(x-1, y) + i_d(x, y) \ , \qquad (3)$$

де I – масив ІЛБШ, i – допоміжний масив, d = 1, …, 16; $\delta_d(x, y) = 1$, якщо комірка масиву з набору I^P_{LBP} з координатами (x, y) дорівнює d, і $\delta_d(x, y) = 0$ – в іншому випадку.

МХО визначена певними параметрами: типом хаароподібної ознаки (рис. 1), значенням CS-LBP, розмірами та місцезнаходженням на зображенні, що відповідає розміру мінімального вікна пошуку (наприклад, 24×24 або 48×48 пікселів).



Рисунок 3 – Отримання масиву ЛБШ з напівтонового зображення

Приклад отримання набору масивів ІЛБШ з масиву ЛБШ представлений на рис. 4.

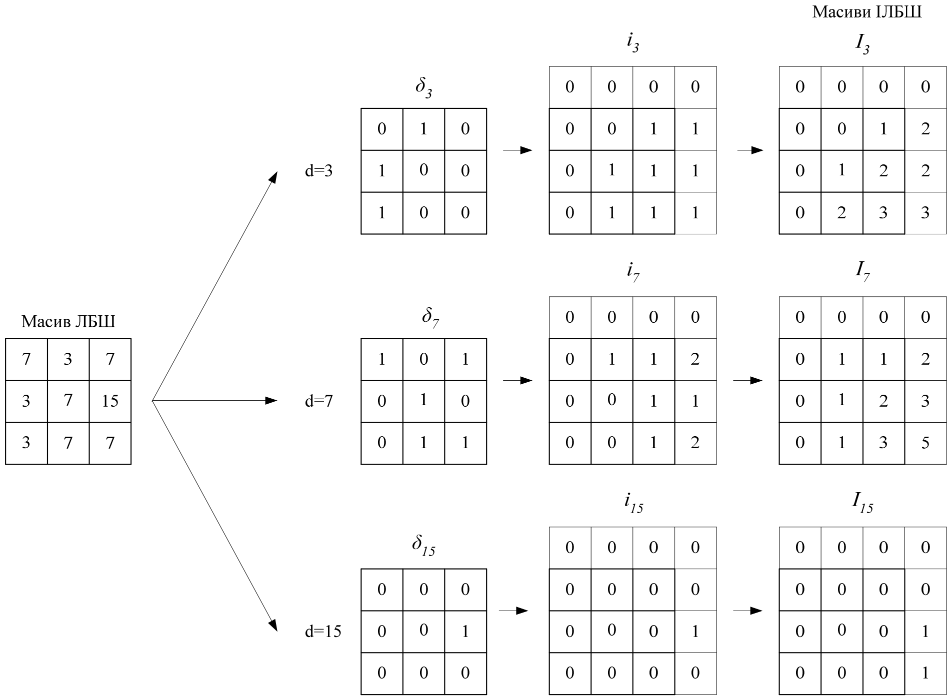


Рисунок 4 – Отримання набору масивів ІЛБШ з масиву ЛБШ

Відповідно до параметрів МХО, використовуючи відповідний масив ІЛБШ I, обчислюється кількість CS-LBP ознак у світлих та темних прямокутниках МХО.

Значення МХО обчислюється за формулою:

$$f(I) = S_W - S_B,$$

де S_W – кількість CS-LBP ознак у світлих прямокутниках МХО, S_B – кількість CS-LBP ознак у темних прямокутниках МХО, I – масив ІЛБШ.

Значення S_W та S_B обчислюються за формулою:

$$S = I(a_2, b_2) - I(a_3, b_3) - I(a_1, b_1) + I(a_4, b_4), \qquad (4)$$

де (a1, b1), (a2, b2), (a3, b3), (a4, b4) – це координати чотирьох пікселів, пов'язаних з відповідним прямокутником у МХО (сусідній зверху з правим верхнім пікселем прямокутника, правий нижній піксель прямокутника, сусідній зліва з лівим нижнім пікселем прямокутника, сусідній по діагоналі зверху з лівим верхнім пікселем прямокутника).

2 Розробка методу

Для розробки методу доцільно використати підхід, запропонований у [2], у якому сукупність простих класифікаторів, відібраних за допомогою алгоритму AdaBoost для пришвидшення обробки зображення, представлена у вигляді каскаду сильних кла-

сифікаторів (КСК), з використанням як простих класифікаторів МХО. Розробка методу виявлення облич буде складатися з декількох етапів:

1) тренування КСК на наборах прикладів;

2) оброблення зображення КСК;

3) верифікація облич-кандидатів.

Перший етап. Для реалізації першого етапу необхідно сформувати набори позитивних та негативних прикладів. Для цього формується база зображень облич фронтального вигляду B_{face}, використовуючи зображення з баз ORL та BioID, а також база зображень, на яких відсутні обличчя, $B_{nonface}$, використовуючи зображення, відібрані в Інтернеті. Зображення з бази B_{face} нормалізуються таким чином, щоб очі на зображеннях знаходилися в одних і тих же просторових координатах, та формується з них навчальний P та верифікаційний набори V_p позитивних прикладів. З $B_{nonface}$ виділяються області зображень та формуються з них навчальний N та верифікаційний V_n набори негативних прикладів. Зображення у наборах P, V_p, N, V_n приводяться до розміру мінімального вікна пошуку.

Для формування набору МХО доцільно обмежити розмір хаароподібних ознак, які використовуються у МХО, так як хаароподібні ознаки невеликого розміру при застосуванні у МХО будуть недостатньо дискримінантними. Нехай мінімальний розмір прямокутника у хаароподібній ознаці буде 4×4 пікселів.

Для КСК встановлюються значення ймовірності помилки першого роду FP_C та ймовірності виявлення TP_C, яких при тренуванні має досягнути КСК. СК додаються до КСК до тих пір, поки не будуть досягнуті встановлені FP_C та TP_C.

З набору позитивних тренувальних прикладів при застосуванні ЛБШ оператора отримується набір масивів ЛБШ позитивних прикладів I^P_{LBP}. Аналогічним чином з набору негативних тренувальних прикладів отримується набір масивів ЛБШ негативних прикладів I^N_{LBP}. Використовуючи формули (2) та (3) з набору I^P_{LBP} отримується набір масивів ІЛБШ позитивних прикладів I^P, а з набору I^N_{LBP} набір масивів ІЛБШ негативних прикладів I^N.

Використовуючи набори I^P та I^N обчислюється значення кожної МХО f_j та визначається її оптимальний поріг θ_j, та напрямок знаку p_j.

Для кожного СК встановлюються значення ймовірності помилки першого роду FP та ймовірності виявлення TP, яких при тренуванні має досягнути СК.

За допомогою алгоритму Adaboost тренується кожен СК до досягнення встановлених FP та TP. Формується навчальна вибірка з набору I^P_{LBP} позитивних прикладів та набору I^N_{LBP} негативних прикладів вигляду $(x_1, y_1), ..., (x_n, y_n)$, де x – масив ЛБШ, y – цільове значення, яке дорівнює 0 – для негативних прикладів, 1 – для позитивних прикладів. Ініціалізуються ваги $w_{1,i} = 1/2m, 1/2l$, для $y_i = 0, 1$ відповідно, де m – кількість позитивних прикладів, l – кількість негативних прикладів, а поточне значення ймовірності помилки першого роду – fpRate (спочатку fpRate = 1). Запускається цикл з умовою, поки fpRate > FP, де t – це поточна ітерація, i – індекс прикладу, j – індекс МХО.

Нормалізуються ваги прикладів навчальної вибірки:

$$w_{t,i} \leftarrow \frac{w_{t,i}}{\sum_{k=1}^{n} w_{t,k}}.$$

Формується простий класифікатор h_j для кожної МХО, використовуючи I^P та I^N за формулою:

$$h_j(x) = \begin{cases} 1, & якщо \quad p_j f_j(x) < p_j \theta_j \\ 0, & інакше \end{cases},$$

де f_j – МХО, x – масив ЛБШ, θ_j – поріг, p_j – напрямок знаку МХО.

Помилка усіх простих класифікаторів на навчальній вибірці обчислюється за формулою:

$$\varepsilon_j = \sum_i w_i \left| h_j(x_i) - y_i \right|.$$

У СК додається простий класифікатор h_t з найменшою помилкою ε_t. Ваги прикладів оновлюються за формулою:

$$w_{t+1,i} = w_{t,i}\beta_t^{1-e_i},$$

де $e_i = 0$, якщо приклад x_i розпізнаний правильно, $e_i = 1$ в іншому випадку, $\beta_t = \dfrac{\varepsilon_t}{1-\varepsilon_t}$.

Формується СК за формулою:

$$h(x) = \begin{cases} 1, & \sum_{t=1}^{T} \alpha_t h_t(x) \ge \psi \\ 0, & \textit{інакше} \end{cases}, \quad (5)$$

де $\alpha_t = \log\dfrac{1}{\beta_t}$, $\psi = \dfrac{1}{2}\sum_{t=1}^{T}\alpha_t$.

Використовуючи верифікаційний набір позитивних прикладів V_p підлаштовується поріг ψ СК, для досягнення заданого значення ймовірності виявлення TP. Обчислюється значення ймовірності помилки першого роду fpRate СК на верифікаційному наборі негативних прикладів V_n. Перехід на наступну ітерацію циклу здійснюється у випадку виконання умови fpRate>FP, в іншому випадку СК додається у КСК.

Здійснюється перехід до тренування наступного СК. Для формування набору негативних прикладів N наступного СК виділяється з $B_{nonface}$ області зображень, які приводяться до розміру мінімального вікна пошуку та формуються з них негативні приклади, здійснюється їх перетворення у масиви ІЛБШ і подаються на вхід КСК, приклади, які КСК прийняв за позитивні, додаються у набір N.

Другий етап. Процес обробки зображення КСК для виявлення на ньому облич здійснюється наступним чином. За допомогою оптичного пристрою, наприклад, відеокамери, зображення, на якому присутнє одне чи більше людських облич, вводиться у комп’ютер. Це зображення перетворюється у масив ЛБШ та з допомогою формул (2) та (3) створюється 16 масивів ІЛБШ. За допомогою вікна пошуку, розмір якого спочатку дорівнює мінімальному, а потім збільшується на коефіцієнт Ms, при зміні масштабу пересувається по зображенню уздовж його рядків з кроком Kr пікселів, виділяється область зображення, відповідні їй частини масивів ІЛБШ подаються на вхід КСК. У СК, використовуючи отримані частини масивів ІЛБШ, за формулою (4) обчислюються значення МХО у простих класифікаторах. Згідно з формулою (5) приймається рішення про перехід до наступного СК у каскаді у випадку h(x) = 1, чи до відхилення поточної області зображення у випадку h(x) = 0 і переходу до обробки наступної області зображення, виділеної вікном пошуку. У випадку, якщо всі СК каскаду приймуть рішення h(x) = 1, область зображення визнається за таку, на якій присутнє обличчя.

Третій етап. Після проходження вікна пошуку по всьому зображенню у всіх масштабах КСК виділяє на зображенні декілька виявлених областей – обличчя-кандидати. Для верифікації облич-кандидатів застосовується правило кластеризації, в якому вся множина облич-кандидатів розбивається на множини, що не перетинаються. При кластеризації два обличчя-кандидати відносяться до одного кластера, якщо вони перетинаються більше ніж на відсоток φ. Кластер є кандидатом для створення об’єднаної області, якщо множина облич-кандидатів у ньому більша порогу η. Об’єднана область формується шляхом знаходження середнього арифметичного координат облич-кандидатів, що входять у кластер. Кожна з об’єднаних областей визнається за область обличчя.

3 Тестування методу

Для оцінки ефективності розробленого методу як еталонного методу виявлення облич для порівняння результатів тестування був обраний відомий boosting-метод Віоли-Джонса [2]. Тестування методів виявлення проводилося з використанням середовища Microsoft Visual C++ 2008 Express Edition та бібліотеки Intel Open Computer Vision Library. Для тестування методів була використана база облич «Yale Face Database B» [8].

З бази «Yale Face Database B» був використаний набір з 650 напівтонових зображень облич фронтального вигляду розміром 640×480 пікселів (рис. 5). Кожне зображення містить фронтальний вигляд особи. Зображення бази «Yale Face Database B» характеризуються тим, що вони отримані при 65 різних умовах освітлення.



Рисунок 5 – Приклади зображень облич з бази «Yale Face Database B»

Тренування КСК здійснювалося при таких параметрах: значення ймовірності помилки першого роду $FP_C=10^{-6}$, ймовірність виявлення $TP_C = 0,9$; для кожного СК значення ймовірності помилки першого роду $FP = 0,5$, ймовірність виявлення $TP = 0,995$. В результаті тренування отриманий КСК, який складається з 20 СК.

Тестування розробленого методу та методу Віоли-Джонса здійснювалося при таких загальних параметрах: кількість вікон $\eta = 2$, коефіцієнт масштабу Ms (1,1 та 1,2), розмір мінімального вікна пошуку (24×24 та 48×48 пікселів). Для розробленого методу додатковими параметрами були: для ЛБШ (кількість пікселів околу $N = 8$, поріг $\lambda = 0$), зсув вікна пошуку $Kr = 1$ піксель, відсоток перетину вікон $\gamma = 70\%$.

Результати тестування методів виявлення облич при зазначених параметрах представлені у табл. 1.

Таблиця 1 – Результати тестування методів виявлення облич

Коефіцієнт масштабу	Критерії оцінки ефективності виявлення	Метод Віоли-Джонса		Розроблений метод	
		Розмір мінімального вікна пошуку, пікселів			
		24×24	48×48	24×24	48×48
1,1	Ймовірність виявлення	0,797	0,789	0,871	0,873
	Кількість хибних виявлень	65	46	69	45
	Швидкість виявлення, кадрів/с	2 – 3	5 – 7	2	4 – 5
1,2	Ймовірність виявлення	0,735	0,737	0,827	0,84
	Кількість хибних виявлень	32	35	39	29
	Швидкість виявлення, кадрів/с	4 – 5	7 – 10	3 – 4	6 – 8

Висновки

Розроблений метод виявлення облич фронтального вигляду на напівтонових зображеннях з використанням алгоритму навчання Adaboost та набору модифікованих хаароподібних ознак як простих класифікаторів дозволив збільшити вірогідність виявлення облич в наборі фронтального вигляду з бази Yale B, зображення у якому характеризуються нерівномірним освітленням, у порівнянні з методом Віоли-Джонса. При збільшенні вірогідності виявлення на 7 – 10%, в залежності від параметрів, при цьому кількість хибних виявлень залишилася на тому самому рівні та незначно зменшилася швидкість виявлення. Тестування здійснювалося на комп'ютері AMD 3000+ з частотою процесора 1,81 ГГц.

Для збільшення швидкості виявлення облич розробленим методом планується застосувати етап попередньої обробки зображення, який дозволить зменшити кількість вікон, оброблюваних каскадом сильних класифікаторів. Також планується удосконалити етап верифікації облич-кандидатів, який дозволить зменшити кількість хибних виявлень.

Література

1. Yang M. Detecting Faces in Images: A Survey / M. Yang, D. Kriegman, N. Ahuja // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI). – 2002. – Vol. 24, № 1. – P. 34-58.
2. Viola P. Robust Real-Time Face Detection / P. Viola, M. Jones // International Journal of Computer Vision. – 2004. – Vol. 57, № 2. – P. 137-154.
3. Li S. FloatBoost Learning and Statistical Face Detection / S. Li, Z. Zhang // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2004. – Vol. 26, № 9. – P. 1112-1123.
4. Кудряшов П.П. Гибридный алгоритм обнаружения человеческих лиц / П.П. Кудряшов, С.А. Фоменков // Информационные технологии. – 2007. – № 10. – С. 20-23.
5. Мурыгин К.В. Особенности реализации алгоритма Adaboost для обнаружения обьектов на изображениях / К.В. Мурыгин // Штучний інтелект. – 2009. – № 3. – С. 573-581.
6. Hadid A. A Discriminative Feature Space for Detecting and Recognizing Faces / A. Hadid, M. Pietikäinen, T. Ahonen // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2004. – P. 797-804.
7. Marko Heikkila. Description of Interest Regions with Local Binary Patterns / Marko Heikkila, Matti Pietikainen, Cordelia Schmid // Computer Vision, Graphics and Image Processing, 5th Indian Conference. – 2006. – P. 58-69.
8. Georghiades A.S. From Few to Many: Illumination Cone Models for Face Recognition under Variable Lighting and Pose / A.S. Georghiades, P.N. Belhumeur, D.J. Kriegman // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intelligence. – 2001. – Vol. 23, № 6. – P. 643-660.

Р.В. Маслий, А.Я. Кулик
Boosting-метод обнаружения лиц на изображении
В статье представлен boosting-метод обнаружения лиц фронтального вида на полутоновом изображении, который в качестве простых классификаторов использует новый набор признаков, полученных путём объединения локальных бинарных шаблонов и хаароподобных признаков. На наборе изображений лиц с базы Yale B, которые характеризуются неравномерной освещенностью, разработанный метод показывает на 7 – 10% более высокую вероятность обнаружения лиц в сравнении с boosting-методом Виолы-Джонса.

R.V. Masliy, A.Y. Kulyk
Boosting-Based Face Detection Method
The article proposed boosting-based frontal view faces detection method in grayscale image, which uses a new set of features obtained by combining local binary patterns and Haar-like features. as simple classifiers On the set of images from the base of Yale B, which are characterized by nonuniform illumination the developed method shows a 7 – 10% higher probability of face detection in comparison with the Viola-Jones boosting-based method.

Стаття надійшла до редакції 01.09.2010.